

SKILLFACTORY

SpaceNet7 Urban Change Detection

Дипломный проект
Романа Январёва



Цели и задачи проекта

Цель: Научиться подходам к семантическому сегментированию и детектированию изменений на космоснимках.

Задачи:

- изучить существующие наработки, библиотеки, решения в рамках челленджей, state of art по данной теме
- подобрать подходящий датасет
 - определиться: grayscale, rgb, sar. Если снимки многоканальные - определиться какие из каналов можно отбросить
 - изучить выбранные данные, определиться нужно ли как-то дополнительно изменять инпут, его размер и форму, чтобы возможно упростить себе задачу.
- провести EDA, написать вспомогательные функции для просмотра датасета и дополнительных манипуляций с ним.
- подобрать фреймворк, выбрать алгоритм или архитектуру нейронной сети и обучить модель

Данные:

SpaceNet 7

SpaceNet LLC - некоммерческая организация посвященная развитию в области исследований в области искусственного интеллекта в приложении к решению задач в области геопространственных данных.

SpaceNet 7 - это седьмой из серии челленджей, в котором предлагалось отслеживание изменений в городской застройке с течением времени. Датасет по этому челленджу в открытом доступе. На kaggle в нескольких вариациях

Датасет:

- 100 уникальных географических точек интереса
- в каждой по 24 RGBA фотографии в разные моменты времени (по одной на месяц)
- около 40000 км - суммарная площадь покрытия
- разрешение 4м
- изображения в формате geotiff, 1024x1024 пикселя (иногда 1024x1023)
- проекция EPSG:3857 - WGS 84 Spherical Mercator



Постановка задач

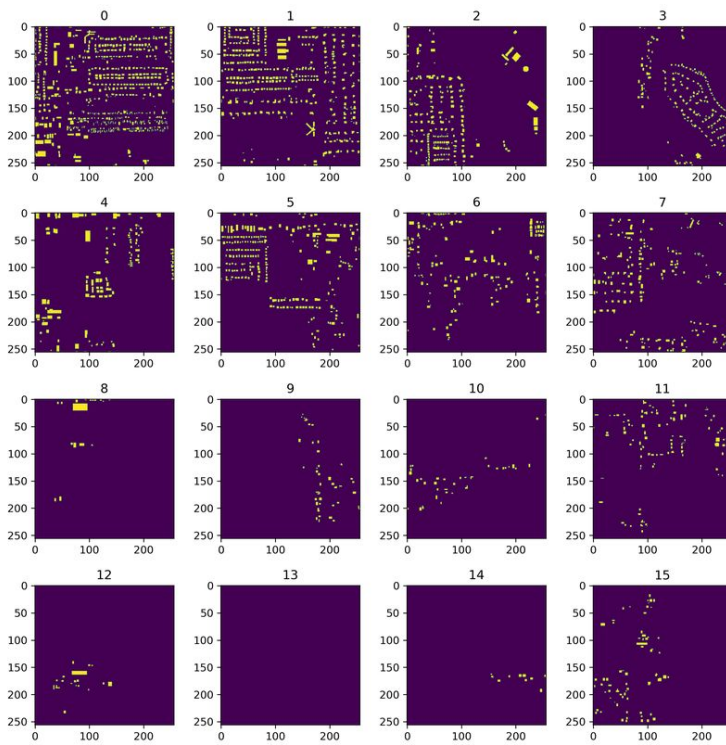
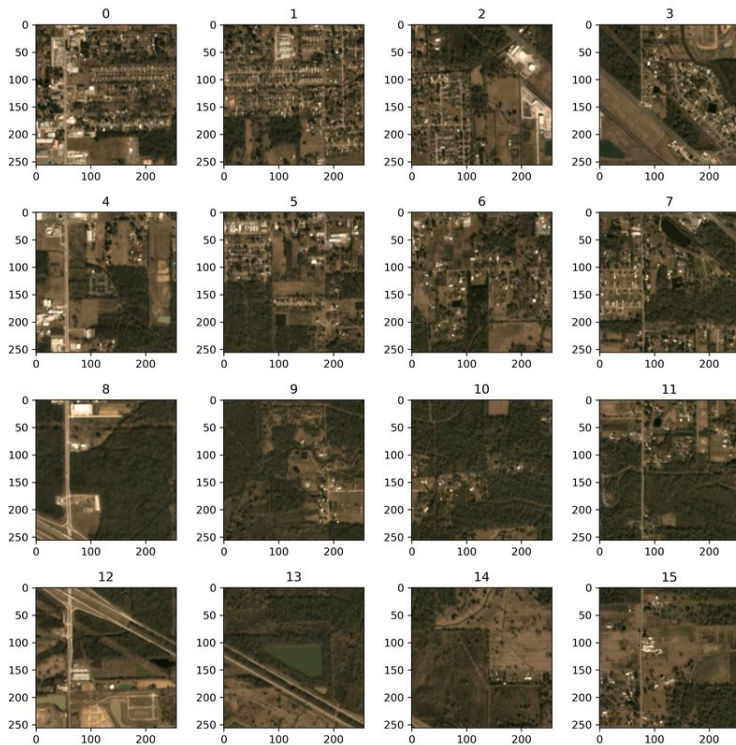
Оригинальный челлендж подразумевал, что появление и присутствие каждой новой структуры на снимках должно быть прослежено на протяжении всего времени исследования. То есть каждый сегментированный объект должен быть идентифицирован однозначно, должен быть занесен в некоторый реестр и иметь резкие границы, максимально совпадающие с ground truth масками на протяжении всего времени наблюдения.

Я решил поставить чуть менее амбициозную и более учебную цель сообразно своему уровню подготовки - просто сегментировать изменения в застройке относительно двух снимков в разные моменты времени.

Подготовка данных

- В оригинальном датасете в качестве масок даны следы строений как координаты геометрических фигур в формате WKT - маски изменений получал самостоятельно.
- Оригинальные снимки 1024 на 1024 - очень большие, классы (строение/фон) не сбалансированы - решил порезать датасет на чипы 64 на 64 px, чтобы максимально раздуть датасет и легче построить модель.
- Маски уже существующих строений часто неодинаковы в разный момент времени, что видимо нюанс разметки. При генерации масок изменений возникает очень много чипов, где маски изменений исключительно мусорные и не несут смысла \ портят модель. Выставил threshold, доля изменений на маске не менее 1%, совсем пустые тоже отбросил.
- Не аугментировал данные.
- На train/valid/test сегменты решено было разбивать по area of interest, чтобы избежать утечки данных. Всего получилось 60 аoi, пробовал разбиения 40/10/10, 50/5/5 и 58/1/1

Данные



Подход и фреймворк

Фреймворк: Pytorch + Pytorch Lightning

Архитектура: VGG16 + Unet (Early Fusion) две rgb картинки сливались и сворачивались как 6-канальный растр.

Loss-функция: гибридная (0.75 BCELoss + 0.25 JaccardLoss), но пробовал различные варианты

Метрика: IoU (intersection over union) на отложенной валидационной и тестовой выборке - 0.51 - 0.54

Голова модели: сигмоида

Трудности:

- класс 'change' в процентном соотношении от площади чипа составляет очень малое число
- модель переобучается, на отложенной тестовой выборке упирается в потолок **IoU** около 0.54, при **IoU** в train и valid частях больше 0.7
- увеличение **dropout rate** в борьбе с переобучением приводило к тому, что при любом **lr** тренировочный цикл в какой-то момент приводит к значениям BCEloss = nan
- после сохранения и после загрузки весов во время инференса, модель ведет себя очень по разному и не воспроизводит результат на тестовой выборке в точности

Решение проблемы переобучения

Решение:

- Отказаться от разбиения на три части, т.к. модель предсказывает в тестовой и валидационной частях одинаково плохо.
- Определить для каждого из регионов одну из соответствующих категорий:
 - High Mean, High Percentage Change
 - High Mean, Low Percentage Change
 - Low Mean, High Percentage Change
 - Low Mean, Low Percentage Change
 - Mid Mean, Mid Percentage Change
- Выделить из каждой категории по одному региону в валидационную выборку, чтобы как минимум убедиться что трейн и валид принадлежат одному распределению
- Попробовать и оставить и выбросить чипы не содержащие изменения.

Прототип

- приложение на стримлите чтобы тестировать работу алгоритма, которое вытягивает случайную пару чипсов из выборки, сегментирует на них изменение и сравнивает с gt маской.
- скрипт, который пилит большой снимок на кусочки соответствующие форме инпута нейросети, затем делает для них предикты и склеивает обратно

Satellite change detection prototype

Here you can draw random chip pair to test algorithm

random_pick



Ресурсы

<https://github.com/robmarkcole/satellite-image-deep-learning> - исчерпывающий репозиторий по глубокому обучению на спутниковых снимках (ссылки на статьи, датасеты, челленджи, библиотеки и тд)

<https://www.kaggle.com/amerii/spacenet-7-multitemporal-urban-development> - датасет SpaceNet7

https://github.com/qubvel/segmentation_models.pytorch - репозиторий с моделями для семантического сегментирования

https://github.com/rcdaudt/fully_convolutional_change_detection - статья о сиамских нейронных сетях и репозиторий моделей ориентированных на change detection

<https://medium.com/the-downling/the-spacenet-7-multi-temporal-urban-development-challenge-announcing-the-winners-847a9a53004c> - ревью челленджа SpaceNet7, обзор работ победителей

Вопросы

